

Diagnóstico de la Gestión de Cartera en una Empresa Proveedora del Sector Salud en Colombia

Lina María Giraldo Castaño¹
lgirald2@eafit.edu.co

Carlos Mario Ayala Sierra²
cayalasi@eafit.edu.co

Asesor
Alfredo Trespalcios Carrasquilla³
alfredo.trespalcios@gmail.com

Resumen

Para el análisis, administración y gestión de cartera, es de gran utilidad contar con un modelo que permita tener mayor conocimiento sobre la cartera actual y de años anteriores, con el fin de tomar medidas que ayuden a mejorar el recaudo y tener políticas claras en cuanto a los clientes antiguos y nuevos; por medio del análisis descriptivo se logró analizar mediante matriz de correlación, las variables significativas del modelo; dependiendo de la mora registrada al corte, se implementó un modelo logístico pero la información no fue suficiente para que fuera aceptable, y finalmente, se desarrolló un árbol de decisión para encontrar patrones con la información suministrada.

Palabras clave: Gestión de Cartera, Riesgo de Crédito, Probabilidad de Incumplimiento, Logit.

Abstract

In order to get an adequate accounts receivable analysis and management, it is useful to have a model which allows the company to know about the current and previous years accounts receivables, this with the purpose of taking action to improve collection and cash flow, and establish policies regarding former and new customers. Through descriptive analysis and correlation matrix was achieved significant variables of the model; depending on the debt at the time. In this document, a logistic model was implemented but the information was not enough to make it acceptable, so eventually a decision tree was developed to find patterns with the provided information.

Keywords: Credit Risk, Portfolio, Probability of Default, Linear Model, Logit.

¹ Administradora de Negocios de la Universidad EAFIT, Especialista en Mercadeo de la Universidad EAFIT, Especialista en Finanzas de la Universidad EAFIT, candidato a Magister en Administración Financiera de la Universidad EAFIT.

² Contador Público de la Universidad EAFIT, Especialista en Finanzas de la Universidad EAFIT, candidato a Magister en Administración financiera de la Universidad EAFIT.

³ Ingeniero Electricista de la Universidad Nacional de Colombia. MSc Finanzas de la Universidad EAFIT. Consultor en temas de energía, modelación financiera y riesgos. Profesor de la Maestría en Administración Financiera de la Universidad EAFIT, de la Especialización en Estadística Aplicada en la Escuela de Ingeniería de Antioquia e Ingeniería Financiera del Instituto Tecnológico Metropolitano.

Introducción

En la actualidad, el sector salud en Colombia afronta una difícil situación. La incertidumbre de flujos de efectivo debido a las dificultades para la recuperación cartera, está asociada a la estructura y normatividad establecida por el Gobierno Central y la forma como se ha venido aplicando por los diferentes agentes participantes, donde se encuentran los procesos de compensación mediante los cuales el Gobierno le realiza el pago a las EPS para que estas, a su vez, cubran sus obligaciones con los diferentes proveedores y prestadores de servicios (Superintendencia Nacional de Salud, 2013).

Como resultado del desarrollo del objeto social de un ente económico, la prestación de un servicio o la venta de un producto (transferencia de riesgos), representan un derecho al prestador a recibir unos beneficios futuros. Dichas cuentas por cobrar, están catalogadas como instrumentos financieros, los cuales se definen como cualquier contrato que dé lugar a un activo financiero en una entidad (NIC 32, Versión 2012-IASB). Dada su naturaleza y atado a diversas características, dichas cuentas por cobrar son susceptibles de sufrir detrimento, o lo que se conoce bajo Normas Internacionales de Información Financiera (NIIF), como deterioro. Actualmente en Colombia, las Compañías están obligadas a la aplicación de metodologías que permitan estimar el riesgo de crédito, deterioro de la cartera o cuentas por cobrar, lo anterior se origina en la implementación y adopción de las denominadas Normas de Contabilidad y de Información Financiera Adoptadas en Colombia (NCIF); dentro de las normas aplicables a las cuentas por cobrar como un instrumento financiero está la NIC 39 y al IFRS 9. Por lo anterior, la compañías requieren una metodología adecuada para realizar el monitoreo constante a la calidad de las carteras de crédito.

Uno de los primeros autores en abordar la medición del riesgo de crédito fue Edward Altman (1968), con su modelo Z-Score, el cuál utiliza el análisis discriminante como técnica estadística multivariada, de allí se reconoce la necesidad de utilizar modelos cuantitativos para la calificación del riesgo de crédito de las cuentas que componen una cartera. Dicho modelo estadístico se construye a partir de razones financieras. Estas razones financieras se combinan linealmente con un peso específico para cada una, a fin de obtener como resultado una calificación que discrimina las Compañías que incumplen en sus compromisos crediticios, de aquellas que cumplen. Adicional al modelo mencionado anteriormente, James A. Olson (1980) incluye en sus trabajos la utilización de un modelo econométrico condicional de regresión logística (Logit), el cual permite superar algunos

inconvenientes planteados en el análisis discriminante, como lo es el planteamiento de supuestos acerca de las funciones de distribución de las variables explicativas o independientes

El riesgo de crédito se define como la pérdida potencial que se registra con el motivo del incumplimiento de una contraparte en una transacción financiera (o en alguno de los términos y condiciones de la transacción). También se concibe como un deterioro en la calidad crediticia de la contraparte o en la garantía o colateral pactada inicialmente. (De Lara, 2003).

La medición del riesgo de crédito implica la cuantificación de la pérdida potencial esperada (probabilidad de incumplimiento) ocasionada por incapacidad de la contraparte de cumplir con sus obligaciones; dicha pérdida esperada se define como un monto de capital que se puede perder como consecuencia a la exposición crediticia en un horizonte de tiempo (Wilson & Press, 1978). Una de las metodologías empleadas para el cálculo de la probabilidad de incumplimiento es la de los árboles de decisión, método no paramétrico que no requiere supuestos distribucionales, permite detectar interacciones, modela relaciones no lineales y no es sensible a la presencia de datos faltantes y outliers ((Breiman, Friedman, Olshen & Stone 1984), (Kass 1980)). Su principio básico es generar particiones recursivas por reglas de clasificación hasta llegar a una clasificación final, de tal modo que es posible identificar perfiles (nodos terminales) en los que la proporción de clientes malos es muy alta (o baja) y de esta forma asignar su probabilidad (Hernández, 2004).

El problema radica en que la entidad objeto de estudio se ve afectada por los tiempos y plazos en los cuales las EPS obtienen recursos para el pago de sus obligaciones, los cuales en ocasiones pueden ser mayores a 30 días, trasladando el problema a los proveedores (rol que cumple la empresa a la cual se le hace este análisis), quienes dependen principalmente del recaudo de dicha cartera y en su mayoría no poseen una adecuada estructura para el manejo, la gestión de cartera y su riesgo asociado. Para su solución se entregan recomendaciones a los gestores de la cartera de la entidad, de tal forma que logren la aplicación de mejores prácticas, a la luz de referencias internacionales y nacionales para la gestión y administración de la cartera y el riesgo asociado, teniendo en cuenta las limitaciones identificadas en la estructura de la empresa seleccionada para el caso de estudio.

Para la elaboración del presente trabajo, se tomó una empresa privada que es proveedora del sector salud a nivel nacional en Colombia, con el fin de realizar un diagnóstico de la situación actual de cartera y poder entregar información que ayude a definir políticas que permitan mejorar la gestión actual.

Definición del Problema

El sector salud en Colombia ha tenido serias complicaciones a lo largo de la historia y recientemente los problemas que se han presentado con algunas EPS han generado una crisis social con los servicios médicos de urgencias y tratamientos, afectando directamente a los pacientes. Actualmente la deuda por parte de las EPS al sistema de salud es aproximadamente \$ 5.5 billones de pesos, el gobierno por su parte ha tomado la decisión de liquidar algunas de estas entidades, perjudicando directamente a clínicas, hospitales, laboratorios, y en mayor medida, a los usuarios. (Nancy Rivera Cuervo, Jefe de Área de Economía, Universidad de la Sabana, 2016).

El decreto 2702 de 2014 estableció las condiciones financieras y de solvencia de las EPS para operar y permanecer en el sistema de salud. En el artículo 9 de este decreto se estableció un plazo de 7 años para el cumplimiento progresivo, así: al finalizar el año 1 debe haber cubierto, mínimo el 10% del déficit financiero; en el año 2 debe haber cubierto, mínimo el 20%; en el año 3 debe haber cubierto, mínimo el 30%; en el año 4 debe haber cubierto el 50%; en el 5 año el 70%, en el año 6 el 90% y al año 7 se debe llegar al 100%; si no se cumplen estas condiciones, la Superintendencia Nacional de Salud puede tomar medidas de cierre.

Un año después de la promulgación del Decreto, el reporte de la Supersalud refleja una situación alarmante: primero el déficit de \$ 5.5 billones de las EPS y segundo, de las 37 EPS en medición, 11 no cumplieron con la obligación del primer año, las cuales, en caso que se aplicara de manera exigente la norma, no deberían estar operando en el sistema. Con la firma del acuerdo de paz en Colombia, el sistema de salud tendrá las siguientes reformas: crear una EPS que atienda aquellas zonas alejadas de las poblaciones principales con personal capacitado, fortalecer el servicio rural obligatorio de los médicos y encontrar otras alternativas de atención médica.

La compañía para la cual se realiza este trabajo no es ajena a esta situación, puesto que es una empresa proveedora del sector salud que se dedica a la importación y comercialización de pruebas de reactivos de diagnóstico; la empresa ha otorgado plazos a sus clientes que varían entre 30 y 60 días, sin embargo, no cuenta con un proceso documentado de gestión de cartera que permita evaluar adecuadamente el riesgo. Teniendo en cuenta lo expuesto anteriormente sobre el sector en el cual se desenvuelve la empresa, es necesario contar con políticas claras en cuanto a sus clientes y el plazo pactado con estos, así como tipo de garantías en algunos casos o figuras que conduzcan a la empresa a mejorar su rotación y flujo de caja (Convenios de Confirming, seguros de cartera, etc.)

Revisando las cifras de la empresa se observa cómo la cartera ha pasado de tener una rotación de 83 días en el 2014, 96 días en el 2015 y 111 días al corte de Agosto 2016, esto debido, en mayor medida, a los pocos controles y a la falta de conocimiento por parte de sus directivos, quienes deben velar por la sana situación financiera de la empresa.

	Diciembre 2014	Diciembre 2015	Agosto 2016
Ingresos	\$ 6.164.574.692	\$ 7.711.119.159	\$ 3.907.900.604
Cuentas por Cobrar	\$ 1.413.458.282	\$ 2.055.923.216	\$ 1.805.548.892
Rotación (días)	83	96	111

Tabla 1. Rotación cartera 2014, 2015 y Agosto 2016.

Fuente: Elaboración propia

El cupo aprobado para cada cliente es definido por el contador de la empresa y la gestión de cartera, luego de que el cliente queda en mora, es responsabilidad de una sola persona, la cual realiza comunicación y define plazos para el pago.

Actualmente, la empresa presenta una cartera con diferentes alturas de mora, las cuales son objeto de análisis, dichas alturas de mora se nombraron de la siguiente forma para efectos de estudio:

Nombre	Días de Mora
Altura 1	0 a 30
Altura 2	31 a 60
Altura 3	61 a 90
Altura 4	91 a 120
Altura 5	Mayores a 120

Tabla 2. Definición alturas de mora.

Fuente: elaboración propia

Al revisar las diferentes alturas, se realizó análisis del comportamiento de la altura de mora, con el fin de identificar un punto de partida para la revisión y diagnóstico de la cartera, observando el comportamiento actual de éstas y mirando simetrías de la distribución de datos.

BoxPlot Alturas mora

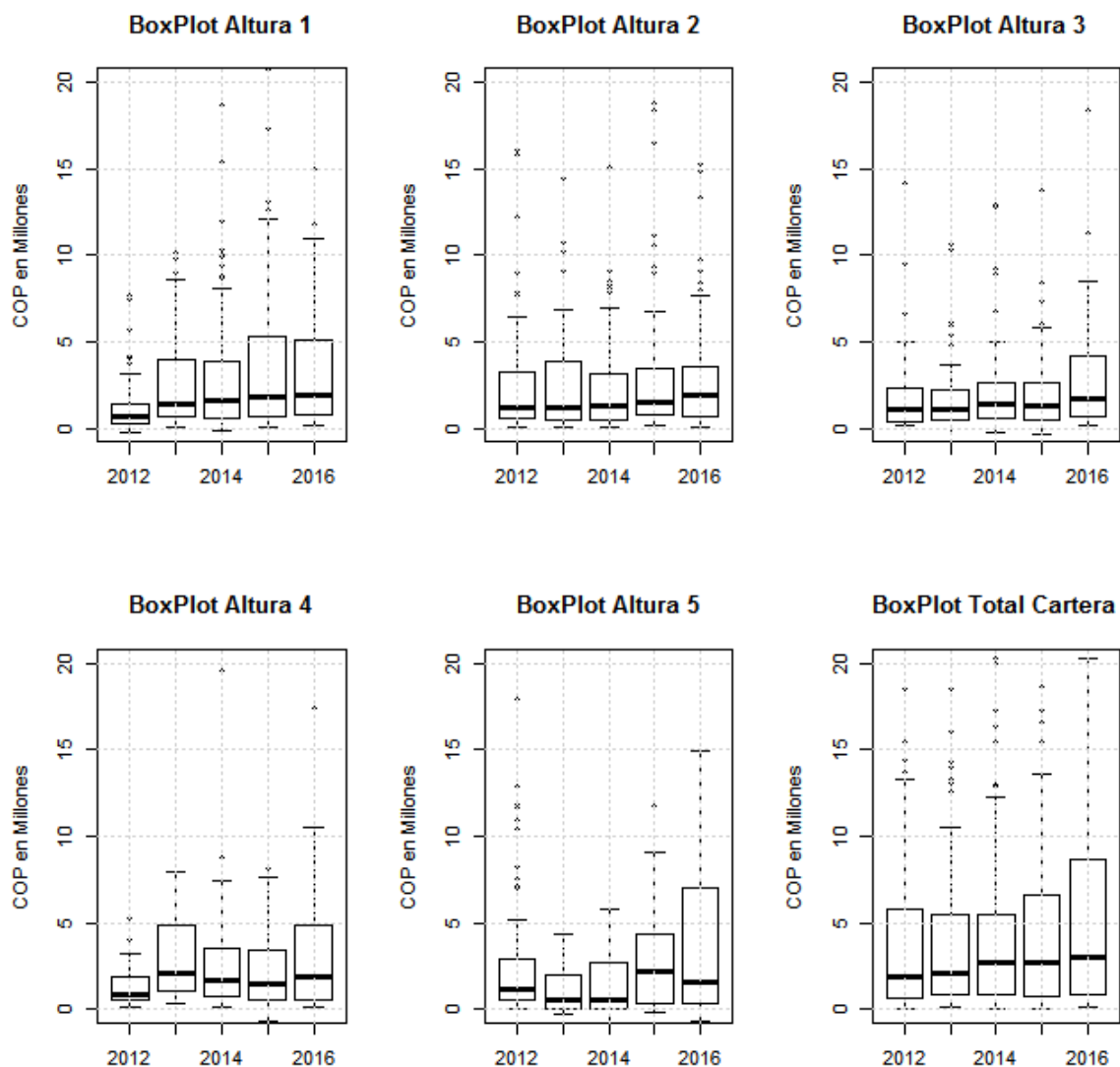


Gráfico 1. BoxPlot Alturas mora.

Fuente: Elaboración propia

Para la altura 2 el comportamiento de las medias ha sido relativamente constante en el tiempo, para la altura 1, 3, 4, 5 y 6 se observa una diferencia importante en el año 2016, posiblemente porque se tomó el corte de agosto y no de diciembre y algunos pagos grandes de licitaciones son saldados en este mes, lo cual genera mayor desviación en este año, la cartera ha venido presentando un aumento generalizado en la media para diferentes plazos, con excepción de la altura 4 y 5.

Buenas prácticas en gestión de riesgo de cartera

Por naturaleza, el desarrollo de una actividad económica siempre está expuesta al riesgo, sus operaciones contienen algún grado de incertidumbre. Desde las diferentes perspectivas, sus operaciones están expuestas a tipos de riesgo que deben ser identificados, medidos y controlados, como base para definir estrategias y políticas que permitan una adecuada gestión, debido al impacto que genera en los resultados financieros de las entidades. Existen normatividades y prácticas para la medición de estos riesgos a nivel nacional e internacional. Para el caso de estudio se analizó el riesgo de cartera, medido a través del uso de modelos estadísticos para estimar la probabilidad de incumplimiento, definido éste como la probabilidad que una entidad incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos como consecuencia de que sus deudores fallen en el cumplimiento oportuno o cumplan imperfectamente los términos contractuales acordados (Cardona, 2004).

El comité de supervisión bancaria Basilea, ha sido precursor de la reglamentación de la metodología integral de riesgos, así como del adecuado aprovisionamiento de capitales. Uno de estos acuerdos, el Basilea II, indica que el riesgo de crédito corresponde a la pérdida monetaria generada por la posibilidad de impago en la cartera de los clientes, para identificar los actores de dichos procesos se crean los análisis de *credit score*, estos comprenden un estudio de las variables socioeconómicas de los clientes para identificar los factores de riesgo de crédito (Rodríguez, 2015), este acuerdo se centra en tres pilares, de los cuales el pilar número 1 aborda el análisis de riesgo de crédito.

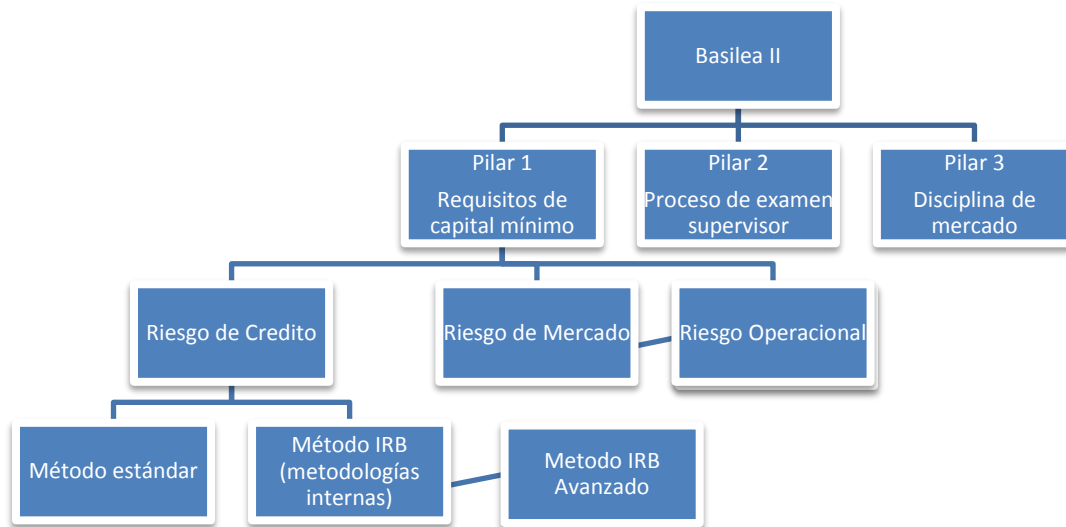


Gráfico 2. Pilares Basilea II. Fuente:
Elaboración propia

En la Metodología Estándar el peso de ponderación de un activo está determinado por una función discreta de riesgo, y los intermediarios financieros están obligados a clasificar sus exposiciones crediticias en estas categorías de riesgo. La propuesta de Basilea II permite el uso de metodologías internas desarrolladas por los intermediarios financieros para la estimación de sus requerimientos de capital, en relación con el riesgo crediticio de sus activos.

En Colombia, la Superintendencia Financiera de Colombia en el capítulo II de la Circular Externa 032 de 2014, define las reglas relativas a la gestión del riesgo crediticio, indicando los principios y criterios generales para la evaluación del riesgo crediticio en la cartera, mediante la implementación de políticas, estructura organizacional, otorgamiento de crédito, construcción de provisiones, capitales mínimos, recuperación de cartera orientadas a la gestión del riesgo crediticio a través de metodologías para la estimación o cuantificación de pérdida esperada, definida por:

Pérdida Esperada

$$\begin{aligned}
 &= [\text{Probabilidad de incumplimiento}] * [\text{Exposición del activo}] \\
 &* [\text{Pérdida esperada del valor del activado el incumplimiento}]
 \end{aligned}$$

Ecuación 1 – Pérdida Esperada

La compañía objeto de estudio, viene presentando, para el horizonte de tiempo analizado, un incremento de la cartera con diferentes alturas de mora, su rotación se ha deteriorado pasando de 83 días en el 2014, 96 días en el año 2015 y 111 días para el corte de Agosto 2016, el plazo máximo otorgado a sus clientes es de 60 días, pero no siempre se cumple por diferentes factores, como: crisis del sector en el cuál es proveedor; debilidad en la estructura organizacional para la gestión de la cartera, desde el otorgamiento del crédito hasta la recuperación de la cartera. Todo lo anterior atado a la falta de construcción de políticas y procedimientos que permitan una adecuada gestión de cartera y su riesgo asociado, crea la necesidad de recomendar la implementación de políticas y estructuras que permita a la empresa la adecuada gestión y administración de la cartera, así como el riesgo asociado.

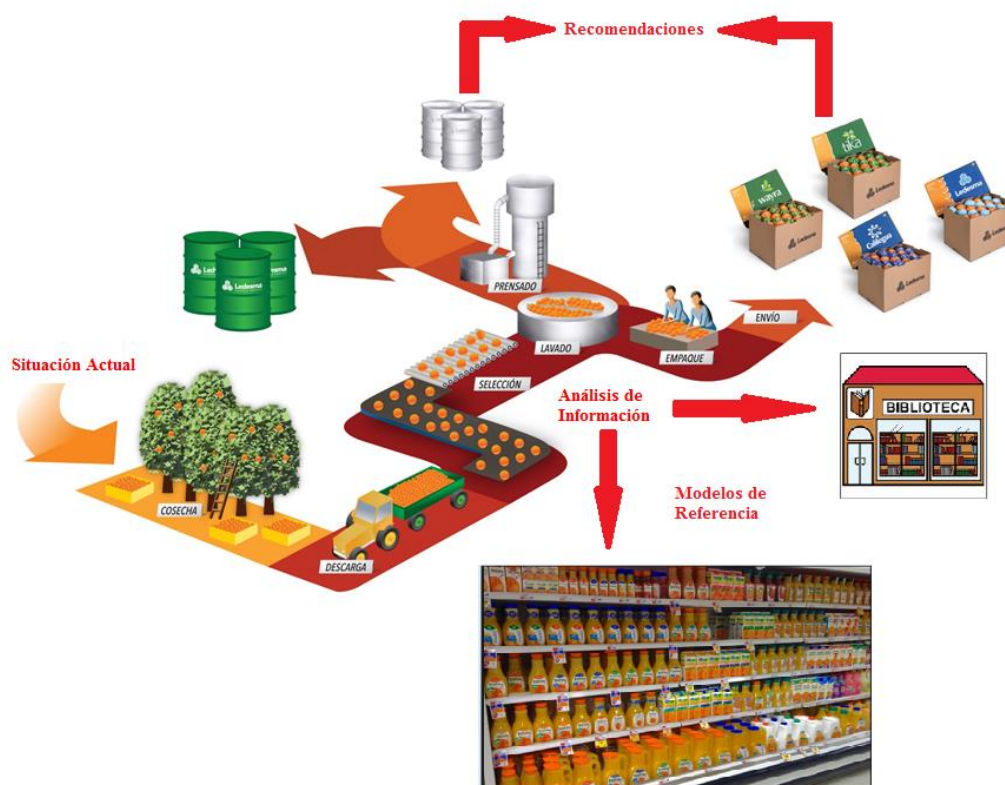


Gráfico 3. Diagrama de Flujo de la metodología aplicada.
Fuente: Elaboración propia

Construcción de la Base de Datos

La base de datos que fue suministrada por la empresa, es una base con cartera por edades y por cliente para los cortes de diciembre 2012, 2013, 2014, 2015 y Agosto 2016, para esta base se tuvieron en cuenta las siguientes consideraciones: a.) si un cliente no ha entrado en una altura de mora 1, 2, 3, 4 o 5, es decir saldo en cero, se debe cambiar este cero por N/A (no aplica); b.) Se sacaron de la base los clientes quienes son socios de la empresa y en ocasiones sacan muestras del inventario y c) por lo general el pedido mínimo aceptado por la empresa para despachos es de \$20.000, así mismo, es el valor mínimo aceptado para algún tipo de devolución; por lo tanto, los rangos de saldos entre -\$20.000 y \$20.000 fueron cambiados por N/A (no aplica).

Tipología de Clientes

La empresa analizada cuenta con clientes persona natural y jurídica, la mayoría de sus clientes son empresas pequeñas, pero los más representativos son empresas con ventas superiores a los \$50 mil millones anuales, entre las que se encuentran empresas del sector privado a las cuales les fabrica marca propia, y estatales, a las cuales vende por medio de licitaciones.

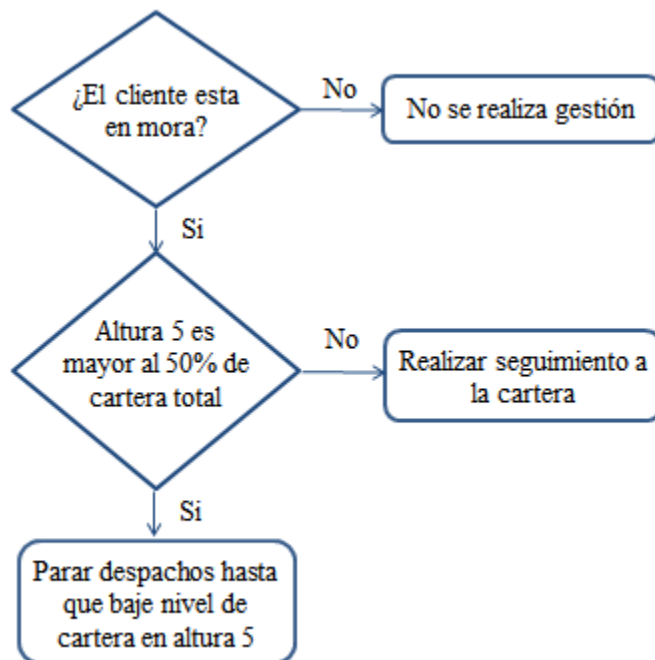


Gráfico 4. Gestión Cartera. Fuente: elaboración propia.

El seguimiento a la cartera se realiza cuando el cliente entre en mora, hasta los 30 días de mora luego del plazo pactado, se definirá con el cliente el nuevo plazo y se realizará seguimiento para evitar que la mora crezca, si no se cumple el plazo pactado se realizara seguimiento diario (telefónico y por escrito) a esa cartera, para 60 días de mora se bajara el cupo otorgado para crédito y se exigirán abonos en cada despacho nuevo que se realice, para 90 días de mora se estudiara cada caso y dependiendo de la situación con el cliente se tomarán medidas de parar despachos y acuerdos de pagos, para clientes con mora mayor a 120 día se evaluará cada caso y se tomarán medidas como paro de despachos, solo ventas en efectivo y cobro jurídico en caso de no llegar a un acuerdo con el cliente.

Análisis Descriptivo

La base de datos consolidada para el análisis consta de 817 observaciones y 9 variables; a continuación se presenta un resumen descriptivo de la misma:

Variable	Descripción	Niveles	Tipo
NIT	El Número de Identificación Tributaria (NIT).	285	Categórica
Año	Año en el cual fue medida la observación.	5	Categórica
Mes	Último mes del año con corte de la observación.	2	Categórica
Altura 1	Cartera con menos de 30 días de mora.		Cuantitativa Continua
Altura 2	Cartera entre 31 y 60 días de mora.		Cuantitativa Continua
Altura 3	Cartera entre 61 y 90 días de mora.		Cuantitativa Continua
Altura 4	Cartera entre 91 y 120 días de mora.		Cuantitativa Continua
Altura 5	Cartera con más de 120 días de mora.		Cuantitativa Continua
Total Cartera	Suma de las alturas de mora para una observación.		Cuantitativa Continua

Tabla 3. Resumen descriptivo base de datos.

Fuente: elaboración propia.

La variable NIT está compuesta por 817 observaciones con 285 valores únicos, es decir, el total de clientes asociados a la base de datos es de 285, que a su vez hacen parte de la cartera objeto de estudio.

La variable Mes está compuesta por Agosto (22% de la información) y Diciembre (78% de la información).

La altura de Mora con un valor medio más alto es la cartera con más de 120 días de mora, mientras que la cartera con una altura de mora menor a 30 días, es la que presenta una desviación estándar más grande comparada con las demás carteras. El valor medio para el total de cartera es de \$8'890,466, una desviación asociada de \$ 25'596,434 y un máximo histórico de \$ 475'634,716, en la siguiente matriz de correlaciones se observa la dependencia lineal que existe entre las variables numéricas:

Según Orgler (1970), Apilado et al (1970), Wiginton (1980), Kolesar y Showers (1985), Mures et al (2005), Kocenda y Vojten (2009), Rayo et al (2010), Abdou y Pointon (2011), Palacio et al (2011), Medina, Marti Selva (2012), los *credit score* son procedimientos de análisis discriminante estadísticos multivariados, que explican dos grupos de análisis: los no riesgosos y los riesgosos, siendo la variable independiente la explicación de los resultados binomiales conocidas como variables discriminantes, y las dependientes son las variables socioeconómicas que alimentan al modelo; este tipo de modelos muestran las relaciones entre el prestamista, el préstamo y el prestatario y la reducción del tiempo gastado en cobranza (Schreiner, 2002).

	Altura1	Altura2	Altura3	Altura4	Altura5	Total
Altura1	1.00	0.34	0.33	0.23	0.03	0.61
Altura2	0.34	1.00	0.78	0.79	-0.07	0.40
Altura3	0.33	0.78	1.00	0.76	0.35	0.68
Altura4	0.23	0.79	0.76	1.00	0.29	0.60
Altura5	0.03	-0.07	0.35	0.29	1.00	0.75
Total	0.61	0.40	0.68	0.60	0.75	1.00

Tabla 4. Análisis de correlación alturas de mora.

Fuente: Elaboración propia

Si bien todas las alturas de mora tienen una correlación positiva con respecto al Total de cartera, en la columna Total se observa que la Altura 5 tiene un valor de 0.75, siendo el mayor en esta columna, lo cual indica que es la variable que tiene una mayor asociación lineal con el total de cartera, en la

columna de Altura 5 se observa que esta variable no tiene una relación con la altura 1 (0.03) y con la Altura 2 (-0.07).

Cómo componentes o variables principales se encuentra que las alturas de mora, Altura 1 (Cartera con menos de 30 días de mora) y la Altura 5 (Cartera con más de 120 días en mora) son las variables discriminantes que deben alimentar el modelo, dado que son las que más información aportan de manera independiente, cómo se observa en la gráfica 5. Mirar con la tabla 4.

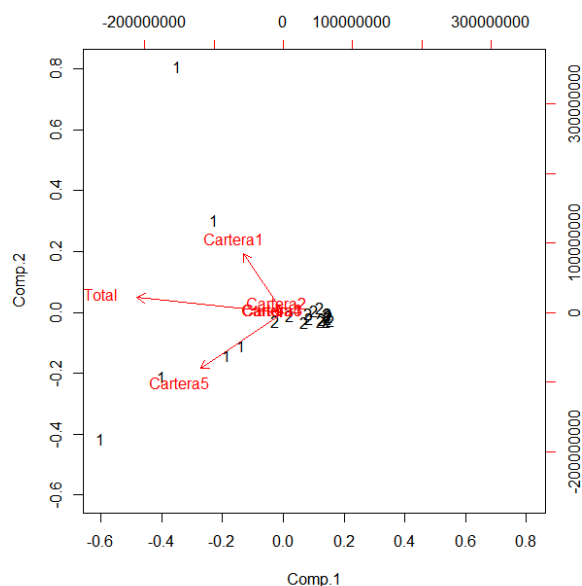


Gráfico 5. Análisis Multivariado a través de Componentes Principales para de alturas carteras.
Fuente: elaboración propia.

Selección del Modelo

Se selecciona el modelo Logit para el caso de estudio, el cual muestra mejor capacidad predictiva y mayor ajuste que otras metodologías, tales como modelo lineal general y análisis discriminante entre otros.

Modelo Logit

Los estudios de Wiginton (1980), Orgler (1980), Gujarati (2004), Rayo et al (2010), Abdou y Pointon (2011), Gutiérrez y Velandia (2011) y Martí Selva (2012), manifiestan que los modelos Logit, como modelos no paramétricos discretos y binomiales, acatan a cabalidad los supuestos matemáticos de relación binomial, los cuales son más adecuados que los modelos discriminatorios clásicos basados

en modelos lineales probabilísticos, como los modelos de regresión lineal probabilísticos, modelos Probit, CART, Logit Mixtos (que son similares en su método pero más complejos en su tratamiento), modelos híbridos, redes neuronales, máquinas de vectores de soporte, entre otros.

El modelo logit, parte de la expresión:

$$Prob_L = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_{1,i} + \dots + \beta_k x_{k,i})}}$$

Como sugiere Moreno (2014), los estudios de crédito pueden presentar disparidad en la información del portafolio de clientes, encontrándose menor cantidad de clientes riesgosos en proporción a los no riesgosos, para eliminar dicho problema se toma 80% de la información aleatoriamente, y con esta se establece el modelo; por tanto, se trabaja con una muestra de la base de datos contenidos en la tabla 5.

	No Riesgo	Riesgo	Total
N° Datos	475	170	645
Porcentaje	74%	26%	100%

Tabla 5. Porcentaje de clientes riesgosos para la elaboración del modelo.

Fuente. Elaboración propia.

El siguiente es el modelo logístico que identifica la probabilidad de impago de los clientes, como se observa en la tabla 6.

Coefficients:	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	Odds Value
(Intercept)	-9.2449688	1197.178929	-0.008	0.994	9.65964E-05
Cartera1	-0.0001196	0.0060221	-0.02	0.984	0.999880407
Cartera5	0.0002005	0.0099226	0.02	0.984	1.00020052

Tabla 6. Parámetros del modelo Logit.

Fuente: elaboración propia.

Dado que los parámetros del modelo no son estadísticamente diferentes de cero a ningún nivel de significancia, esto significa que la información actual carece de variables exógenas para explicar patrones estadísticos que ayuden a definir la probabilidad del pago, o del no pago de la cartera.

Se propone un modelo de Árbol de Regresión para hallar comportamientos o patrones que se puedan descubrir en las variables ya estudiadas con la ausencia de las variables exógenas que hacen falta para modelar. Los árboles de regresión son una técnica de análisis discriminante, no paramétrica, que permite predecir la asignación de muestras a grupos predefinidos en función de una serie de variables predictoras. Es decir, que teniendo una variable respuesta categórica, los árboles de regresión van a permitir crear una serie de reglas basadas en variables predictoras, que permiten asignar una nueva observación a un grupo u a otro. Es una técnica discriminante porque permite "discriminar" entre grupos. Para aplicar dicho modelo se recalcularon las variables de Altura de mora, como el porcentaje relativo de cartera que representa cada una de las alturas de mora con respecto al total de cartera.

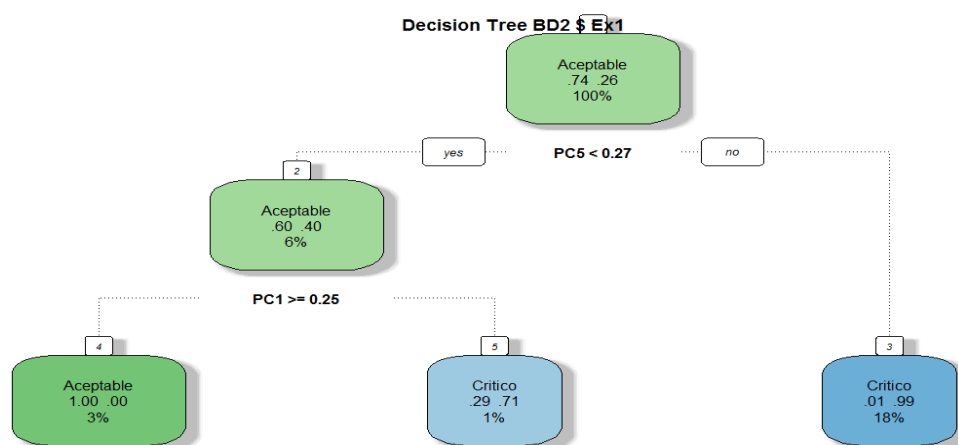


Gráfico 6.Árbol de Regresión.
Fuente: elaboración propia.

Un árbol de regresión busca en cada nodo maximizar la variabilidad explicada por ese nodo, en este caso el nodo principal dicta que si el porcentaje relativo de la cartera con más de 120 días, es mayor al 27% con respecto al total de cartera, la probabilidad de que mi cliente sea un cliente “critico” es del 99%; de lo contrario entra en juego el siguiente nodo, en el cual se observa el porcentaje relativo de la cartera con menos de 30 días de mora con respecto al total de cartera, si este porcentaje es mayor al 25 %, se tiene total certeza de que el cliente será clasificado como “aceptable”, en caso contrario hay una probabilidad del 71% de que sea un cliente “critico”.

Para la comparación del ROC test se utilizó como predicción el 20% restante de la información total para confirmar la viabilidad de los predictores y la sensibilidad del Árbol de Regresión:

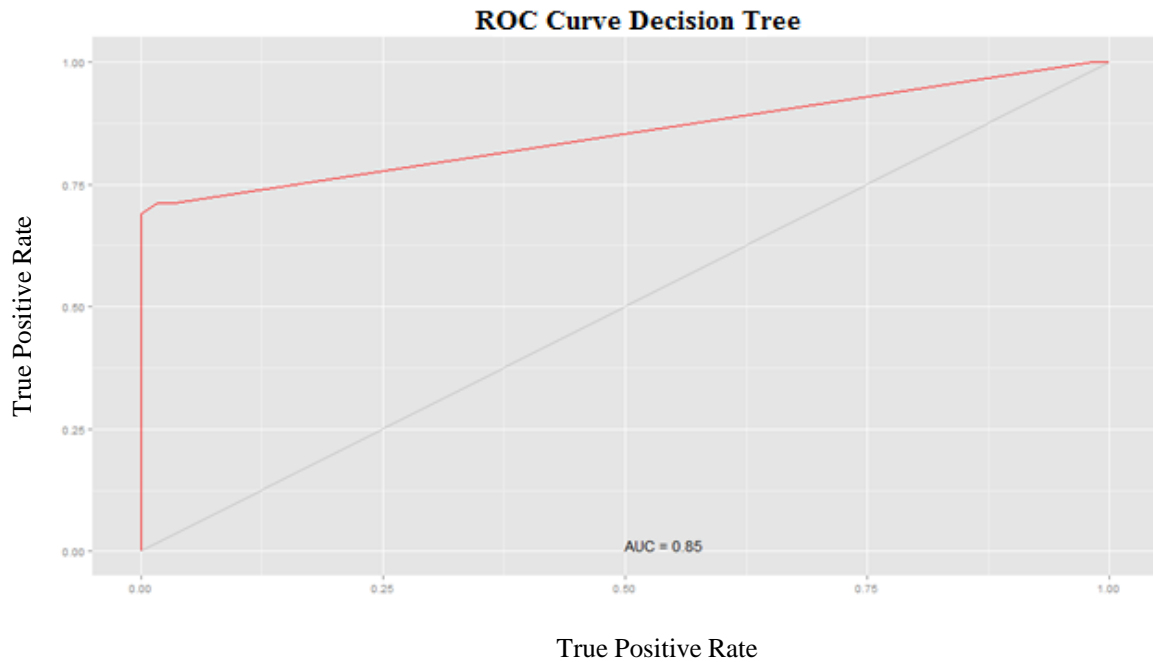


Gráfico 7. ROC Curva de decisión.

Fuente: elaboración propia.

La curva ROC es una representación gráfica de la sensibilidad frente a la especificidad para un sistema clasificador binario, según lo que varía el umbral de discriminación. Otra interpretación de este gráfico es la representación de la razón o ratio de verdaderos positivos (VPR = Razón de Verdaderos Positivos), frente a la razón o ratio de falsos positivos (FPR = Razón de Falsos Positivos), para este caso del modelo de Árbol de Regresión, el área bajo la curva es del 85%, lo cual indica que el modelo tiene un buen ajuste para clasificar la información.

	Predicted		Total	%	Análisis
	Aceptable	Critico			
Actual	Aceptable	114	2	116	98.28% Sensibilidad
	Critico	15	30	45	66.67% Especificidad
	Total	129	32	161	89.44% Exactitud

Tabla 7. Matriz de clasificación

Fuente: elaboración propia.

La sensibilidad del modelo (Porcentaje de verdaderos positivos) es de 98.28%, es decir, el árbol de decisión es muy bueno para clasificar los verdaderos positivos, mientras que la especificidad es del 66.67%, lo que indica que el árbol no es muy robusto para clasificar los verdaderos negativos. La exactitud del modelo es del 89.4%, es decir que el modelo como herramienta es bastante bueno. De los 281 clientes únicos en la base de datos, se realiza una separación, como se indica en la tabla 8.

Grupo	Cantidad Clientes	Nota Promedio	Cartera Promedio	Desviación de la Cartera
1	107	1.13	\$ 6,606,235.37	\$ 25,745,706.27
2	116	2.16	\$ 6,658,681.53	\$ 13,767,838.18
3	35	3.36	\$ 4,755,297.82	\$ 7,397,111.39
4	19	4.93	\$ 4,315,347.62	\$ 8,237,695.09
5	4	4.17	\$ 28,134,597.88	\$ 51,696,914.34
Total general	281	2.13	\$ 6,548,895.59	\$ 19,386,326.04

Tabla 8. Agrupación Score clientes.

Fuente: elaboración propia.

Donde el grupo 1 son los clientes con alturas de mora más bajas, mientras que los clientes del grupo 4 y grupo 5 son los clientes con alturas de mora más alta, la cartera promedio para clientes con alturas de mora baja es aproximadamente de 6 millones de pesos.

Recomendaciones

De los modelos construidos para abordar el problema, surgen las siguientes recomendaciones para mejorar la capacidad predictiva de los mismos, y la interpretación a partir de variables exógenas al comportamiento natural del problema.

La recomendación para construir la base de datos para ajustar un modelo de riesgo crediticio más robusto, es considerar el logaritmo natural de las variables numéricas asociadas al total de cartera y a las alturas de mora, las variables categóricas construirlas como variables Dummy, asociar las fechas de creación del préstamo y el pago de las obligaciones, además de considerar todas la posibles variable exógenas que puedan afectar la probabilidad de pago de un cliente, tales como: género, edad, estrato, actividad económica, tipo de contrato, estado civil, salario, estudios, ingresos, egresos, departamento de residencia del cliente, agencia, tasa del crédito, plazo de pago, saldo inicial, saldo final, garantía, valor de la garantía, calificación de la entidad, cuotas pagadas, cantidad de atrasos,

máximo de días en atraso, promedio de días en atrasos, mínimo de días en atrasos, y calificación propia; las variables macroeconómicas como: PIB, PIB de demanda, tasas de desempleo, empleo nacional y departamental, IPC, tasas de intervención, tasas de usura comercial, entre otras.

Adicionalmente se recomienda la lectura, posible aplicación, de modelos de credit score, los cuales brindan herramientas de decisión para la evaluación del riesgo de crédito. En el anexo 2 se listan modelos y autores que emplearon dicha metodología para la estimación del riesgo de crédito, y se deja abierto el tema para que sea consultado y analizada la viabilidad de su aplicación.

En cuanto a la gestión de la cartera y el riesgo de crédito, este trabajo permite generar recomendaciones a la empresa, objeto de estudio, como la estructuración de un sistema para la administración del riesgo de crédito que incluya componentes básicos como políticas y procesos claros, definición de modelos internos o de referencia para la estimación o cuantificación de pérdidas esperadas, sistema de provisión para cubrir el riesgo de crédito, procesos de control interno, todo soportado por una estructura organizacional apropiada. Para lo anterior, se deben establecer y preservar estándares que permitan contar con personal idóneo para la administración de riesgos, definiendo claramente las responsabilidades de las personas y las áreas involucradas en los respectivos procesos.

Se recomienda identificar los clientes actuales de la empresa, para esto se debe solicitar un formato de vinculación, donde se pueda identificar la información básica de la empresa, datos financieros de cierre y referencias comerciales, deben existir dos tipos de formatos: uno para persona natural y otro para persona jurídica.

El cliente deberá anexar información para el estudio de crédito, si es persona jurídica RUT, cámara de comercio menor a 30 días, estados financieros de los dos últimos cortes y el más actualizado a la fecha, informe del revisor fiscal (si aplica), fotocopia de cedula del Representante Legal, composición accionaria y declaración de renta de los últimos dos años. Con la información suministrada, se sugiere el uso de razones financieras, tales como indicadores de liquidez, rentabilidad y endeudamiento, lo cual dará mayor información para la toma de decisiones al respecto del comportamiento de la cartera de un cliente, principalmente para el proceso de otorgamiento de créditos.

Para persona natural se debe anexar fotocopia del documento de identidad y presentar la documentación soporte de ingresos, de acuerdo a la ocupación del cliente.

Empleados: Certificado Laboral original con vigencia no mayor a 30 días, indicando: cargo, salario básico, tiempo de servicio y tipo de contrato, certificado de ingresos y retenciones y declaración de renta.

Independientes: Extractos bancarios de los tres (3) últimos meses (cuenta corriente o de ahorros), Declaración de renta último año.

Conclusiones

Se puede concluir que las variables de altura 1 (mora de 0 a 30 días) y 5 (mora mayor a 120 días) son significativas para el modelo y ayudan a explicar el comportamiento de la cartera, a través del modelo se puede identificar cuáles son los clientes críticos y aceptables para la empresa analizada, y con base en esto se pueden definir las políticas que ayuden a mejorar la gestión de cartera.

Para lograr mayor significancia en el modelo es necesario que la empresa recopile información financiera y comercial de sus clientes, a fin de robustecer el modelo, y de esta forma tener resultados que brinden mayor certeza.

Bibliografía

Ayús, A. L. T., Velásquez, R. E. A., & Ceballos, H. V. (2010). Estimación de las provisiones esperadas en una institución financiera utilizando modelos *Logit* y *Probit*. *Revista Ciencias Estratégicas*, 18(24), 259-270.

Battle, E. (2008). *Cómo prevenir la morosidad*. España: Gestión 2000.

Bolton, C. (2010). *Logistic regression and its application in credit scoring*. Sudáfrica: University of Pretoria.

Consejo de Normas Internacionales de Contabilidad IASB (2005). Norma Internacional de Contabilidad 39: Instrumentos financieros, Reconocimiento y valoración. Recuperado de <http://nicniif.org>

Correa, C. (2013) *Determinantes de la pérdida esperada en la cartera de clientes de una institución prestadora de servicios de salud* (tesis inédita de maestría). Universidad EAFIT, Medellín, Colombia.

De Lara, H. A. (2003), *Medición y control de riesgos financieros*. México: Limusa Noriega Editores.

Federación Nacional de Comerciantes, Fenalco. Gestión Efectiva de Cobranza Estrategias de Cobro Persuasivo. 7 de Abril, Medellín.

Fernández, H. y Pérez, F. (2005). El modelo logístico: una herramienta estadística para evaluar el riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 4(6), 55-75.

García O (2009). *Administración Financiera Fundamentos y Aplicaciones*. Cali – Colombia, Prensa Moderna Impresores S.A.

Gómez-Bezares, F., Madariaga, J. A., & Santibáñez, J. (2004). *Lecturas sobre Gestión de Carteras*. Bilbao: Universidad Comercial de Deusto.

Gómez-Bezares, Fernando (1993). *Gestión de Carteras*. Bilbao: DDB Biblioteca de Gestión.

Hernández, P. A. (2004). Aplicación de árboles de decisión en modelos de riesgo crediticio. *Revista Colombiana de Estadística*, 139-151.

Hosmer, D., Lemeshow, S., y Sturdivant, R. (2000). *Applied Logistic Regression*. Nueva York: John Wiley & Sons, Inc.

IFRS Foundation (2012). Norma Internacional de Información Financiera 9. Instrumentos financieros. Recuperado de <http://www.ifrs.org>, Fecha de consulta 6 Septiembre 2016.

Majer, I. (2006). *Application scoring: Logit model approach and the divergence method compared* (Doctoral dissertation, Warsaw School of Economics).

Márquez, J. (2006). *Una nueva visión del riesgo de crédito*. México: Limusa - Noriega Editores

Ministerio de Protección Social, (2011). Decreto 4023 de 2011.

Modelos Lineales Generalizados - McCullagh, Peter; Nelder, John (1989). *Generalized Linear Models*. London: Chapman and Hall. ISBN 0-412-31760-5. Chapter 1. Nelder and Wedderburn's 1972 JRSS(A) paper is the primary source.

Montalvo Claros, Oscar G. (2009). *Administración Financiera básica. El corto plazo*. Univ. Mayor de San Andrés Fac. Ciencias Económicas y Financieras. Carrera de Administración de Empresas.

Restrepo, D. (2015). *Riesgo de crédito y modelos de pérdida esperada*. Medellín: Universidad de Medellín.

RLS y RLM: Montgomery, D.; Peck, E.; Vining, G. (2002). *Introducción al Análisis de Regresión Lineal*. Tercera edición. México, Compañía Editorial Continental S.A.

Rodríguez, D. (2013). *Medición de Valor en Riesgo en Cartera de Clientes a Través de Modelos Logísticos y Simulación de Montecarlo* (tesis inédita de maestría). Universidad EAFIT, Medellín, Colombia.

Sandoval, L. (2015). *Modelo de gestión de la cartera para las empresas de medicina prepagada de Quito* (tesis inédita de maestría). Quito: Escuela Politécnica Nacional.

Santandreu, E. (2002). *Manual del credit manager*. Barcelona: Gestión 2000 S.A.

Superintendencia Financiera de Colombia (2014). Circular Externa 032 de 2014. Sistema para la Administración del Riesgo de Crédito.

Velásquez, F. (2004). *La estrategia, la estructura y las formas de asociación: fuentes de ventaja competitiva para las pymes colombianas*. Cali, Colombia. Estudios Gerenciales

Vilariño, A. (2000). *La gestión del riesgo de crédito*. Madrid: MVD Consultores.

Wiginton, J. C. (1980). A note on the comparison of Logit and discriminant models of consumer credit behavior. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 15(03), 757-770.

Anexos

Anexo 1. Resumen estadístico básico de las variables cuantitativas a través del tiempo:

Cartera Altura 1								
Año	mean	sd	IQR	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max.
2012	\$ 4,330,127	\$ 19,383,789	\$ 1,151,583	\$ 50,590	\$ 394,794	\$ 850,030	\$ 1,546,377	\$ 129,592,052
2013	\$ 5,415,131	\$ 18,710,189	\$ 3,246,713	\$ 82,000	\$ 652,222	\$ 1,417,250	\$ 3,898,935	\$ 177,766,620
2014	\$ 6,596,663	\$ 23,794,293	\$ 3,171,428	\$ 49,998	\$ 703,250	\$ 1,700,080	\$ 3,874,678	\$ 237,370,680
2015	\$ 9,144,372	\$ 39,971,658	\$ 4,645,616	\$ 25,056	\$ 673,349	\$ 1,818,467	\$ 5,318,964	\$ 418,866,674
2016	\$ 5,070,803	\$ 10,190,386	\$ 4,260,372	\$ 143,000	\$ 764,720	\$ 1,915,152	\$ 5,025,092.00	\$ 71,936,353
Promedio Anual	\$ 6,111,419	\$ 22,410,063	\$ 3,295,142	\$ 70,129	\$ 637,667	\$ 1,540,196	\$ 3,932,809.20	\$ 207,106,476
Cartera Altura 2								
Año	mean	sd	IQR	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max.
2012	\$ 3,013,217	\$ 4,765,498	\$ 2,559,420	\$ 21,600	\$ 641,250	\$ 1,203,575	\$ 3,200,670	\$ 28,327,600
2013	\$ 3,585,898	\$ 7,140,195	\$ 3,394,000	\$ 111,360	\$ 500,000	\$ 1,145,900	\$ 3,894,000	\$ 41,557,680
2014	\$ 3,200,447	\$ 6,085,815	\$ 2,655,999	\$ 20,000	\$ 520,962	\$ 1,256,160	\$ 3,176,961	\$ 41,091,400
2015	\$ 5,941,691	\$ 15,403,093	\$ 2,717,993	\$ 122,500	\$ 746,103	\$ 1,521,000	\$ 3,464,096	\$ 106,476,690
2016	\$ 4,645,555	\$ 10,060,462	\$ 2,782,424	\$ 52,316	\$ 718,121	\$ 1,911,631	\$ 3,500,545.00	\$ 77,934,480
Promedio Anual	\$ 4,077,362	\$ 8,691,013	\$ 2,821,967	\$ 65,555	\$ 625,287	\$ 1,407,653	\$ 3,447,254.40	\$ 59,077,570
Cartera Altura 3								
Año	mean	sd	IQR	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max.
2012	\$ 2,463,353	\$ 3,964,923	\$ 1,895,770	\$ 150,000	\$ 416,400	\$ 1,104,576	\$ 2,312,170	\$ 22,018,400
2013	\$ 2,003,064	\$ 2,366,892	\$ 1,776,244	\$ 91,500	\$ 487,088	\$ 1,148,405	\$ 2,263,331	\$ 10,663,801
2014	\$ 2,585,678	\$ 3,151,068	\$ 2,104,866	\$ 120,600	\$ 592,220	\$ 1,415,278	\$ 2,697,086	\$ 12,899,000
2015	\$ 2,572,327	\$ 4,571,942	\$ 2,188,057	\$ 104,400	\$ 477,298	\$ 1,267,800	\$ 2,665,355	\$ 29,343,288
2016	\$ 4,825,437	\$ 8,356,611	\$ 3,374,255	\$ 160,850	\$ 770,051	\$ 1,816,950	\$ 4,144,305.00	\$ 37,783,580
Promedio Anual	\$ 2,889,972	\$ 4,482,287	\$ 2,267,838	\$ 125,470	\$ 548,611	\$ 1,350,602	\$ 2,816,449.40	\$ 22,541,614
Cartera Altura 4								
Año	mean	sd	IQR	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max.
2012	\$ 1,386,688	\$ 1,325,423	\$ 1,265,698	\$ 110,200	\$ 554,413	\$ 860,000	\$ 1,820,110	\$ 5,266,517
2013	\$ 3,011,664	\$ 2,612,768	\$ 3,640,102	\$ 300,000	\$ 1,139,950	\$ 2,027,151	\$ 4,780,052	\$ 7,935,475
2014	\$ 3,213,488	\$ 4,095,359	\$ 2,866,090	\$ 150,000	\$ 683,585	\$ 1,681,005	\$ 3,549,675	\$ 19,551,598
2015	\$ 2,433,377	\$ 2,361,388	\$ 3,024,112	\$ 182,400	\$ 558,638	\$ 1,530,991	\$ 3,582,750	\$ 8,163,807
2016	\$ 4,104,053	\$ 6,676,823	\$ 3,946,846	\$ 110,125	\$ 593,972	\$ 1,858,588	\$ 4,540,818.00	\$ 32,020,130
Promedio Anual	\$ 2,829,854	\$ 3,414,352	\$ 2,948,570	\$ 170,545	\$ 706,111	\$ 1,591,547	\$ 3,654,681.00	\$ 14,587,505
Cartera Altura 5								
Año	mean	sd	IQR	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max.
2012	\$ 3,747,646	\$ 7,245,987	\$ 2,306,327	\$ 46,200	\$ 489,903	\$ 1,179,590	\$ 2,796,230	\$ 47,612,000
2013	\$ 5,080,388	\$ 9,199,063	\$ 2,889,914	\$ 35,693	\$ 331,129	\$ 977,110	\$ 3,221,043	\$ 26,391,062
2014	\$ 5,127,504	\$ 12,393,810	\$ 3,398,130	\$ 35,693	\$ 269,995	\$ 1,186,868	\$ 3,668,125	\$ 63,362,276
2015	\$ 8,845,834	\$ 20,524,469	\$ 4,716,725	\$ 27,234	\$ 617,988	\$ 2,313,050	\$ 5,334,713	\$ 105,614,682
2016	\$ 10,823,991	\$ 27,714,392	\$ 7,397,716	\$ 200,000	\$ 584,034	\$ 2,118,600	\$ 7,981,750.00	\$ 155,582,971
Promedio Anual	\$ 6,725,073	\$ 15,415,544	\$ 4,141,762	\$ 68,964	\$ 458,610	\$ 1,555,044	\$ 4,600,372.20	\$ 79,712,598
Total Cartera								
Año	mean	sd	IQR	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max.
2012	\$ 7,206,729	\$ 18,778,180	\$ 5,050,160	\$ 46,200	\$ 673,896	\$ 1,895,665	\$ 5,724,055	\$ 150,226,890
2013	\$ 7,347,506	\$ 21,167,704	\$ 4,607,900	\$ 120,000	\$ 829,325	\$ 2,067,504	\$ 5,437,224	\$ 217,305,900
2014	\$ 8,384,929	\$ 22,739,947	\$ 4,660,154	\$ 20,000	\$ 784,000	\$ 2,714,470	\$ 5,444,154	\$ 236,092,820
2015	\$ 11,770,450	\$ 42,056,005	\$ 5,839,516	\$ 25,056	\$ 767,184	\$ 2,695,000	\$ 6,606,700	\$ 475,634,716
2016	\$ 9,742,715	\$ 23,240,332	\$ 7,667,993	\$ 105,930	\$ 818,943	\$ 3,014,233	\$ 8,486,936.00	\$ 193,004,053
Promedio Anual	\$ 8,890,466	\$ 25,596,434	\$ 5,565,145	\$ 63,437	\$ 774,669	\$ 2,477,374	\$ 6,339,813.80	\$ 254,452,876

Fuente: elaboración propia.

Anexo 2. Modelos y Aplicación de los Modelos de Credit Score

Autor	Metodología	Aplicación en
Myers, Forgy (1963)	Modelo discriminatorio	U.S.A; Universal Finance Co.
Altman (1968)	Modelo discriminatorio	U.S.A, Entidades bancarias

Orgler (1970)	Regresión multivariada	U.S.A, Entidades bancarias
Apilado, <i>et al</i> (1974)	Modelo discriminatorio	U.S.A, Entidades bancarias
Anderson, Narasimhan (1979)	Modelo discriminante	U.S.A, Mineapolis
Wiginton (1980)	<i>Logit, Modelo discriminante</i>	U.S.A; Mayor Oil Company
Altman (1980)	Modelo discriminatorio	U.S.A, Entidades bancarias
Reichert, Cho, Wagner (1983)	Modelo discriminatorio	U.S.A, Entidades bancarias
Kolesar, Showers (1985)	Modelo discriminatorio lineal	U.S.A, Entidades bancarias
Glorfeld (1990)	<i>Least – Absolute - Value</i>	U.S.A, Entidades bancarias
Crook <i>et al</i> (1992)	Modelo Performance	U.S.A, Entidades bancarias
Zhai, Russell (1999)	Redes Neuronales, Markov	U.S.A, Entidades bancarias
Copas (1999)	<i>Logit</i>	Reino Unido
Lipovetsky, Conklin (2004)	<i>Logit, Modelo discriminatorio</i>	U.S.A, Entidades bancarias
Roszbach (2004)	Modelo Tobit bivariado	Suecia, Institución financiera
Mures, <i>et al</i> (2005)	<i>Logit, Modelo discriminatorio</i>	España, Entidad Financiera
Fernández, Pérez (2005)	<i>Logit, Probit</i>	Colombia
Smith, <i>et al</i> (2005)	Modelos Híbridos	Taiwan, Citibank
Alessie <i>et al</i> (2005)	<i>Logit</i>	Italia, Findomestic
Verstraeten, Van den Poel (2005)	Sample Bias	Belgica, Entidad Bancaria
Majer (2006)	<i>Logit, Método de divergencia</i>	Polonia, Entidad bancaria
Deng, Gabriel (2006)	Insured Mortgage Performance	U.S.A, Entidades bancarias
Bellotti, Crook (2007)	<i>Survival analisis</i>	Reino Unido, UK bank
Pérez, Fernández (2007)	Redes neuronales	Colombia
Esteve (2007)	Modelo discriminatorio	Sector Bancario Hipotecario
Gonçalves, Braga (2008)	<i>Logit multinomial</i>	Brasil, Cooperativa de ahorro
Zhou, <i>et al</i> (2009)	Support Vector Machine	Alemania, Entidad Bancaria
Kocenda, Vojtek (2009)	<i>Logit, CART</i>	Europa, Entidad Académica
Bolton (2010)	<i>Logit, Redes neuronales</i>	Sudáfrica, Entidad Bancaria
Ochoa, <i>et al</i> (2010)	Redes neuronales, <i>Logit, Probit</i>	Colombia, Cooperativa

Rayo, <i>et al</i> (2010)	<i>Logit</i>	Perú, Entidad Micro bancaria
Arbelaez, Mendoza (2010)	Bootstrapping	Colombia
Ayús <i>et al</i> (2010)	Redes neuronales, Logit	Colombia, Entidad financiera
Martens <i>et al</i> (2010)	Colonia de Hormigas	Bélgica
Mileris (2010)	Modelo Bayesiano	Lituania, Entidad Bancaria
Han (2011)	Probit	U.S.A, Entidades bancarias
Malik, Thomas (2010)	Logit	Reino Unido, Entidad Bancaria
Selau, Ribeiro (2010)	CRF (Conditional Random Field)	Brasil
Matoussi, Krichene (2010)	Logit - Redes Neuronales	Túnez, Entidad Bancaria
Řezáč, Řezáč (2011)	Smirnov- Kolmogorov, Lorentz	Republica Checa
Constangioara (2011)	Logit, Redes neuronales, Bootstrap	Hungría, Entidad financiera
Gutierrez, Velandia (2011)	Support Vector Machine	Colombia, Banco de la Rep.
Pope, Sydnor (2011)	Modelo discriminatorio	U.S.A, Entidad Bancaria
Webster (2011)	Regresión logística bayesiana	Dinamarca
Peña, et al (2011)	ANOVA	Colombia, Cooperativa
Chaudhuri, Cheral (2012)	Logit	India, Entidad bancaria
Medina, Marti Selva (2012)	Logit, CART	España, Entidad Financiera
Sousa et al (2013)	Modelos discriminantes de Fisher	Brasil, Institución financiera
Espin-, Rodríguez- (2013)	Logit	Mexico, Institución Bancaria
Brevoort et al (2013)	Probit,	U.S.A, Reserva Federal
Villano (2013)	Logit, Modelo log-log	Colombia, Entidad Bancaria
Moreno (2014)	Logit, Probit, Logit Mixto	Colombia, Cooperativa
Baklouti(2014)	Fuzzy Clasifiers, CART	Tunez, Banco Microfinanciero

Fuente: Rodríguez, D. (2015) *Medición de Valor en Riesgo de Cartera de Clientes a Través de Modelos Logísticos y Simulación de Montercarlo* (tesis inédita de maestría). Universidad EAFIT, Medellín, Colombia.

Anexo 3. Variables estudiadas para autores para estimación del default y credit score

CU: Cuantitativa, CL: Cualitativa; D: Discreta, C: Continua; B: Binaria

Variables	CU	CL	D	C	B	Autor
Activos	X			X		Aristizábal, Támara & Velásquez (2010), Rivera (2011), Vélez (2009)
Administración – Estructura		X	X			Fernández & Pérez (2005)
Administración – Experiencia		X	X			Fernández & Pérez (2005)
Antigüedad como cliente	X		X			Agudelo, Galeano & Ochoa (2010), Camino, Lara & Rayo (2010)
Antigüedad de la empresa	X		X			Fernández & Pérez (2005)
Antigüedad laboral	X					Agudelo, Galeano & Ochoa (2010); Moreno (2013); Wiginton (1980)
Apalancamiento (total pasivo/total patrimonio)	X			X		Camino, Lara & Rayo (2010), Vélez (2009)
Calificación crediticia		X	X		X	Agudelo, Galeano & Ochoa (2010), Camino, Lara & Rayo (2010), Moreno (2013), Rivera (2011)
Capacidad de pago	X		X			Agudelo, Galeano & Ochoa (2010)
Capital	X			X		Rivera (2011)
Capital de trabajo/activo corriente	X			X		Altman (1968)
Cargas	X		X			López (2013), Moreno (2013), Rivera (2011)
Cartera vencida	X			X		Rivera (2011)
Costos	X			X		Vélez (2009)
Crecimiento del activo	X			X		Fernández & Pérez (2005)
Crecimiento en utilidades	X			X		Fernández & Pérez (2005)
Crecimiento en ventas						Fernández & Pérez (2005)
Créditos concedidos con anterioridad	X		X			Camino, Lara & Rayo (2010), Moreno (2013)
Créditos negados con anterioridad	X		X			Camino, Lara & Rayo (2010)
Cuentas por cobrar	X			X		Vélez (2009)
Cuentas por pagar	X			X		Vélez (2009)
Cuota mensual	X			X		Vélez (2009)
Cuotas por pagar	X		X			Rivera (2011)
Cupo en millones de pesos	X			X		Fernández & Pérez (2005)
Dependencia o endeudamiento (total pasivo/(total pasivo + total patrimonio))	X			X		Camino, Lara & Rayo (2010)
Duración retrasos	X		X			García, Mures & Vallejo (2005)
Edad	X		X			Agudelo, Galeano & Ochoa (2010), Aristizábal, Támara & Velásquez (2010), Camino, Lara & Rayo (2010), Moreno (2013), Rivera (2011)
Egresos	X			X		Rivera (2011)

Variables	CU	CL	D	C	B	Autor
Tipo de vinculación laboral		X			X	Vélez (2009)
Endeudamiento (pasivo total/activo total)	X			X		Aristizábal, Támara & Velásquez (2010), Moreno (2013), Vélez (2009)
Endeudamiento financiero /Ventas	X			X		Fernández & Pérez (2005)
Endeudamiento total/ventas,	X			X		Fernández & Pérez (2005)
Estado civil		X	X		X	Agudelo, Galeano & Ochoa (2010), Camino, Lara & Rayo (2010), García, Mures & Vallejo (2005), Moreno (2013), Rivera (2011)
Estrato social		X	X			Agudelo, Galeano & Ochoa (2010), Moreno (2013)
Forma de pago		X			X	Agudelo, Galeano & Ochoa (2010).
Garantía		X			X	Agudelo, Galeano & Ochoa (2010), Camino, Lara & Rayo (2010), García, Mures & Vallejo (2005), Moreno (2013), Rivera (2011)
Gastos generales	X			X		Vélez (2009)
Género		X			X	Agudelo, Galeano & Ochoa (2010), Camino, Lara & Rayo (2010), Moreno (2013), Rivera (2011), Salazar (2013)
Histórico de morosidad	X		X		X	Arrobo & Montoya (2014), Rivera (2011), Camino, Lara & Rayo (2010)
Impagos anteriores	X		X			García, Mures & Vallejo (2005), López (2013)
Ingreso total	X		X		X	Agudelo, Galeano & Ochoa (2010), Aristizábal, Támara & Velásquez (2010), López (2013), Moreno (2013), Rivera (2011), Vélez (2009)
Inventarios	X			X		Vélez (2009)
IPC	X			X		Camino, Lara & Rayo (2010)
Liquidez (capacidad de pago/activo total)	X			X		Camino, Lara & Rayo (2010), Vélez (2009)
Lugar de solicitud		X	X		X	Agudelo, Galeano & Ochoa (2010), Camino, Lara & Rayo (2010), Moreno (2013), Rivera (2011)
Margen bruto	X			X		Fernández & Pérez (2005), Vélez (2009)
Margen neto	X			X		Aristizábal, Támara & Velásquez (2010), Vélez (2009)
Margen operativo (utilidad operativa/ingresos)	X		X			Aristizábal, Támara & Velásquez (2010)
Monto	X		X		X	Agudelo, Galeano & Ochoa (2010), Camino, Lara & Rayo (2010), Moreno (2013), Salazar (2013)
Nivel de regulación		X	X			Fernández & Pérez (2005)

Variables	CU	CL	D	C	B	Autor
Nivel de riesgo ambiental		X	X			Fernández & Pérez (2005)
Nivel educativo		X			X	Agudelo, Galeano & Ochoa (2010), Moreno (2013), Rivera (2011)
Nueva residencia		X	X			García, Mures & Vallejo (2005), López (2013)
Número de meses transcurridos desde el último crédito		X	X			Moreno (2013)
Obligaciones financieras		X	X		X	Vélez (2009)
Ocupación		X				Agudelo, Galeano & Ochoa (2010), Aristizábal, Támara & Velásquez (2010), López (2013), Moreno (2013), Rivera (2011), Wiginton (1980)
Otros egresos	X			X		Vélez (2009)
Otros ingresos	X			X		Vélez (2009)
Otros ingresos/utilidad neta	X			X		Fernández & Pérez (2005)
Pasivo	X			X		Rivera (2011), Vélez (2009)
Pasivo/ingreso	X			X		Aristizábal, Támara & Velásquez (2010)
Patrimonio	X			X		Rivera (2011), Vélez (2009)
Patrimonio al valor de mercado/pasivos	X			X		Altman (1968).
Personas a cargo	X			X		Agudelo, Galeano & Ochoa (2010).
PIB	X			X		Camino, Lara & Rayo (2010)
Plan exequial				X		Vélez (2009)
Plazo		X	X			Agudelo, Galeano & Ochoa (2010), Camino, Lara & Rayo (2010), Moreno (2013), Rivera (2011), Salazar (2013)
Presencia de otras deudas	X			X	X	Salazar (2013)
Productos						Fernández & Pérez (2005)
Promedio de mora últimos dos años	X			X	X	Moreno (2013)
Pronóstico del analista sobre la situación del crédito a su vencimiento	X			X		Camino, Lara & Rayo (2010)
Proveedores	X			X		Vélez (2009)
Prueba ácida	X			X		Vélez (2009)
Reestructuraciones anteriores	X			X		Agudelo, Galeano & Ochoa (2010)
Referencias de socios/administradores	X			X	X	Fernández & Pérez (2005)
Rentabilidad sobre activos (ROA)	X			X		Altman (1968), Camino, Lara & Rayo (2010), Fernández & Pérez (2005)
ROE (utilidad neta/patrimonio)	X			X		Camino, Lara & Rayo (2010), Fernández & Pérez (2005)
Rotación de activo total	X			X		Vélez (2009)
Rotación de cartera				X	X	Fernández & Pérez (2005), Vélez (2009)

Variables	CU	CL	D	C	B	Autor
Rotación de inventarios		X	X			Vélez (2009)
Rotación de proveedores	X			X		Fernández & Pérez (2005)
Rotación liquidez (capacidad de pago/ingresos por ventas x 360)	X			X	X	Camino, Lara & Rayo (2010)
Saldo capital	X			X		Fernández & Pérez (2005), Rivera (2011)
Sector económico	X			X		Camino, Lara & Rayo (2010), Moreno (2013), Vélez (2009)
Tamaño de la empresa	X			X	X	Vélez (2009)
Tasa de cambio	X			X		Camino, Lara & Rayo (2010)
Tasa de empleo	X			X		Camino, Lara & Rayo (2010)
Tasa de interés	X			X		Salazar (2013)
Tasa de variación tasas de interés	X			X		Camino, Lara & Rayo (2010)
Tasa de variación de precios servicios públicos	X			X		Camino, Lara & Rayo (2010)
Tipo de contrato laboral				X	X	Agudelo, Galeano & Ochoa (2010), Camino, Lara & Rayo (2010)
Tipo de crédito		X	X			Camino, Lara & Rayo (2010), López (2013), Salazar (2013)
Tipo de vivienda	X			X		Agudelo, Galeano & Ochoa (2010), Moreno (2013), Rivera (2011)
Total empleados	X			X		Vélez (2009)
Utilidad	X			X	X	Vélez (2009)
Utilidad bruta/costos	X			X		Camino, Lara & Rayo (2010)
Utilidades antes de intereses e impuestos/activos totales	X			X		Altman (1968)
Utilidades retenidas/activos totales	X			X		Altman (1968)
Ventas/activos totales	X			X		Altman (1968), Camino, Lara & Rayo (2010)

Fuente: Correa, C. (2013) *Determinantes de la pérdida esperada en la cartera de clientes de una institución prestadora de servicios de salud* (tesis inédita de maestría). Universidad EAFIT, Medellín, Colombia.